

BAB II

KAJIAN TEORI

A. Kanker Payudara

Kanker merupakan pertumbuhan sekelompok sel yang tidak normal, yang berkembang pada bagian tubuh yang normal. Sel kanker yang tumbuh membentuk benjolan disebut tumor. Sedangkan tumor yang bersifat ganas disebut kanker. Kanker yang tumbuh pada payudara disebut kanker payudara.

Penyakit ini menjadi pembunuh wanita terbanyak di dunia. Akan tetapi, laki-laki juga bisa terkena penyakit yang mematikan ini. Namun, kemungkinan terkena penyakit kanker payudara pada wanita 100 kali lipat dibandingkan pada laki-laki. *The American Cancer Society* (2008) memperkirakan sekitar 178.000 wanita dan 2.000 pria Amerika akan didiagnosis terkena kanker payudara untuk setiap tahunnya.

1. Jenis Kanker Payudara

a. *Lobular carcinoma in situ* (LCIS/ *lobular neoplasia*)

Kata “in situ” berarti kanker yang tidak menyebar pada daerah kanker pertama kali muncul. Pada LCIS, pertumbuhan kanker terlihat sangat jelas di dalam kelenjar susu (*lobules*).

b. *Ductal carcinoma in situ* (DCIS)

DCIS merupakan tipe kanker payudara non-invasif yang paling umum terjadi. Penyakit ini sering terdeteksi dengan mammogram sebagai tumpukan kalsium dalam jumlah kecil (*microcalcifications*). Ada beberapa tipe dari DCIS, salah

satunya adalah *ductal comedocarcinoma*, yang merupakan DCIS necrosis (area sel kanker yang mati atau degenerasi).

c. *Infiltrating lobular carcinoma* (ILC)

ILC juga dikenal sebagai *invasive lobular carcinoma*. Penyakit ini mulai terjadi di dalam kelenjar susu payudara, kemudian menyebar ke bagian tubuh yang lain. ILC terjadi 10% sampai 15% dari jenis-jenis kanker yang ada.

d. *Infiltrating ductal carcinoma* (IDC)

IDC juga dikenal sebagai *invasive ductal carcinoma*. Penyakit ini terjadi di dalam saluran susu payudara, kemudian merusak dinding saluran, dan menyerang jaringan lemak payudara, yang kemungkinan bisa terjadi pada bagian tubuh yang lain. Sekitar 80% dari seluruh kanker payudara, penyakit ini paling sering terjadi.

2. Faktor Risiko Kanker Payudara

Sampai saat ini belum diketahui secara pasti apa yang menyebabkan kanker payudara bisa terjadi. Akan tetapi, ada beberapa faktor risiko yang menambah kemungkinan terjadi kanker payudara, yaitu :

a. Usia

Seiring bertambahnya usia, kemungkinan terkena penyakit kanker payudara semakin besar. Berdasarkan hasil penelitian *American Cancer Society*, 96% dari penderita kanker payudara didiagnosa terkena kanker payudara di atas 40 tahun (*American Cancer Society*, 2013: 1).

b. Genetik

Ada dua jenis gen, yaitu BRCA1 dan BRCA2 yang sangat mungkin sebagai faktor risiko. Wanita yang memiliki ibu atau saudara wanita yang pernah terkena

kanker payudara memiliki risiko terkena kanker payudara kemungkinan dua kali lipat dibandingkan wanita lain yang anggota keluarganya tidak pernah terkena penyakit kanker payudara.

c. Jumlah siklus menstruasi

Jumlah siklus menstruasi berhubungan dengan risiko terkena kanker payudara, karena hal ini sangat berpengaruh terhadap hormon estrogen. Jika haid dialami ketika masih muda dan menopause terlambat, maka jumlah hormon estrogen lebih tinggi daripada wanita yang mengalami haid terlambat dan menopause cepat.

d. Menyusui

Wanita yang menyusui bayinya akan berisiko kecil terkena kanker payudara. Namun, beberapa penelitian menunjukkan bahwa menyusui hanya berpengaruh kecil, kecuali proses menyusui tersebut berlangsung selama beberapa tahun.

3. Gejala-gejala Kanker Payudara

Gejala yang timbul pada payudara adalah :

- a. Timbul rasa sakit atau nyeri pada payudara
- b. Benjolan pada payudara tumbuh semakin membesar
- c. Terjadi perubahan bentuk dan ukuran pada payudara
- d. Perubahan puting yang seperti koreng
- e. Biasanya keluar cairan atau darah berwarna merah pada puting
- f. Kulit payudara menjadi keriput

4. Deteksi Dini Kanker Payudara

Deteksi dini merupakan suatu langkah yang sangat penting untuk mengurangi tingkat kematian karena kanker payudara. Deteksi dini ini dapat dilakukan dengan cara pemeriksaan sendiri dan pengujian mammografi. Hasil penelitian di Amerika menunjukkan bahwa dengan pengujian mammografi pada wanita berumur 40 tahun dapat mengurangi tingkat kematian hingga 30%. (Rama Diananda, 2007: 75).

a. Cara Pemeriksaan Sendiri

Langkah-langkah yang dilakukan dalam deteksi dini untuk SADARI adalah (Rama Diananda, 2007: 75) :

- 1) Berdirilah di depan cermin dan perhatikan apakah ada kelainan pada payudara. Biasanya kedua payudara tidak sama, putingnya juga tidak terletak pada ketinggian yang sama. Perhatikan apakah ada keriput, lekukan, atau keluar cairan atau darah dari putting susu, segeralah pergi ke dokter.
- 2) Letakkan kedua lengan di atas kepala dan perhatikan kembali kedua payudara.
- 3) Bungkukkan badan hingga payudara tergantung ke bawah, dan periksa lagi.
- 4) Berbaringlah di tempat tidur dan letakkan tangan kiri di belakang kepala, dan sebuah bantal di bawah bahu kiri. Rabalah payudara kiri dengan telapak jari-jari kanan. Periksalah apakah ada benjolan pada payudara. Kemudian periksa juga apakah ada benjolan atau pembengkakan pada ketiak kiri.
- 5) Periksa dan rabalah puting susu dan sekitarnya. Pada umumnya, kelenjar susu bila diraba dengan telapak jari-jari tangan akan terasa kenyal dan mudah

digerakkan. Bila ada tumor, maka akan terasa keras dan tidak dapat digerakkan (tidak dapat dipindahkan dari tempatnya). Bila terasa ada sebuah benjolan sebesar 1 cm atau lebih, segeralah pergi ke dokter. Semakin dini penanganan, semakin besar kemungkinan untuk sembuh secara sempurna.

b. Pengujian Mammografi

Mammografi merupakan pemeriksaan kesehatan pada payudara menggunakan sinar-X yang berfungsi untuk mendeteksi adanya kanker. Hasil foto yang menggunakan mammografi disebut mammogram. Mammogram dapat mendeteksi adanya tumor yang sangat kecil, bahkan sebelum tumor tersebut menyebar ke jaringan payudara dan nodul getah bening di sekitarnya, dan sebelum tumor tersebut berbentuk benjolan. Melalui mammogram, kanker terlihat seperti benjolan putih, sekelompok noda-noda kecil putih, atau keduanya.

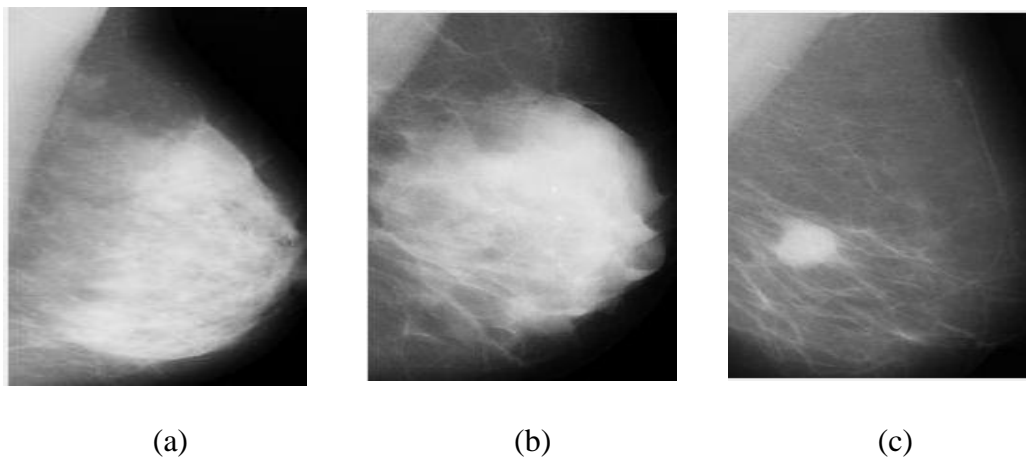
Di Inggris, program *screening* payudara nasional menawarkan mammogram rutin kepada wanita berusia 50-64 tahun setiap tiga tahun sekali, sedangkan yang lebih dari 64 tahun dapat memintanya (Marshall, 2000: 28). Tujuan dari program ini untuk menemukan kanker sebanyak-banyaknya, sehingga dapat diatasi secara cepat.

B. Pengolahan Citra Digital

Image Procesing atau pengolahan citra adalah bidang tersendiri yang sudah cukup berkembang sejak orang mengerti bahwa komputer tidak hanya dapat menangani data teks, tetapi juga data citra. Teknik-teknik pengolahan citra biasanya digunakan untuk melakukan transformasi dari satu citra kepada citra

yang lain, sementara tugas perbaikan informasi terletak pada manusia melalui penyusunan algoritmanya. (Usman Ahmad, 2005: 4).

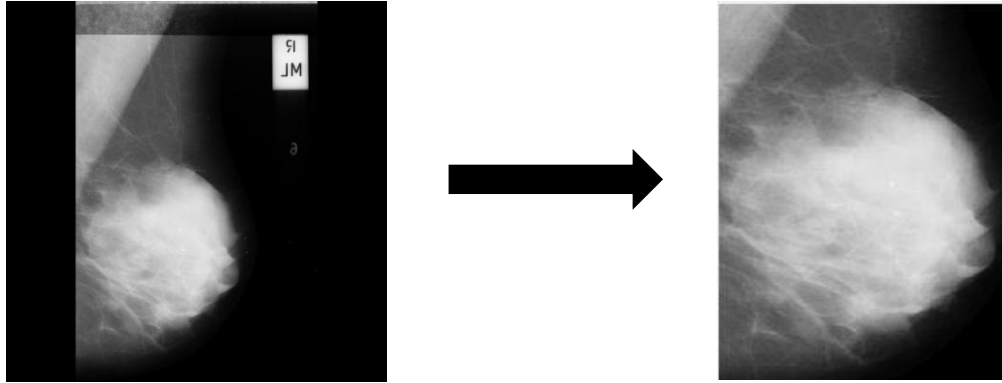
Pada penelitian ini digunakan citra abu-abu (*grayscale*). Salah satu citra *grayscale* yang digunakan adalah citra mammografi. Citra mammografi diklasifikasikan ke dalam 3 kelompok yaitu citra mammografi normal (Gambar 2.1(a)), citra mammografi tumor (Gambar 2.1(b)), dan citra mammografi kanker (Gambar 2.1(c)).



Gambar 2.1 Citra mammografi untuk payudara normal (a), tumor (b), dan kanker (c)

Citra mammografi tersebut diekstraksi yang selanjutnya diperoleh parameter-parameter yang digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi. Ekstraksi citra merupakan teknik pengambilan parameter dari suatu citra. Langkah pertama yang dilakukan sebelum proses ekstraksi adalah melakukan proses *cropping* (pemotongan). Pemilihan daerah yang dipotong harus sebaik mungkin, karena hal ini akan sangat berpengaruh terhadap proses ekstraksi selanjutnya.

Proses *cropping* menggunakan bantuan software MATLAB R2009a yang ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Proses *Cropping* Gambar mdb002.pgm

Langkah selanjutnya setelah proses *cropping* adalah proses ekstraksi citra. Ekstraksi citra menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang merupakan bawaan dari Matlab R2009a. Parameter-parameter yang dihasilkan dari proses ekstraksi sangat banyak, akan tetapi pada penelitian ini hanya menggunakan 10 parameter yang digunakan sebagai *input*. Adapun kesepuluh parameter yang digunakan sebagai *input* adalah :

1. *Contrast*

Contrast adalah ukuran intensitas kontras antara suatu piksel dan piksel lainnya dari keseluruhan citra (Sharma & Mukharjee, 2013: 331). Rumus *contrast* (C) adalah sebagai berikut (Kalas, 2010: 20):

$$C = \sum_i \sum_j p(i, j)(i - j)^2 \quad (2.1)$$

dengan,

$p(i, j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j

2. *Correlation*

Correlation mengukur ketergantungan linear level abu-abu (*gray level*) antara piksel pada suatu posisi terhadap posisi yang lainnya dan dirumuskan sebagai berikut (Soh, 1999: 781):

$$Cr = \sum_i \sum_j \frac{[(i, j)p(i, j)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.2)$$

dengan,

$p(i, j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

$$\mu_x = \sum_i \sum_j \{(i)p(i, j)\},$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j \{(j)p(i, j)\},$$

$$\sigma_x = \sum_i \sum_j \{(i - \mu_x)^2 p(i, j)\},$$

$$\sigma_y = \sum_i \sum_j \{(i - \mu_y)^2 p(i, j)\}.$$

3. *Energy*

Energy merupakan nilai yang digunakan untuk menunjukkan piksel-piksel suatu gambar homogen. Nilai dari *energy* bernilai negatif jika minimal dan bernilai positif jika maksimal. Rumus *energy* adalah sebagai berikut (Mohanaiah, et al, 2013: 2):

$$E = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (2.3)$$

dengan,

$p(i, j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

4. *Homogeneity*

Homogeneity merupakan tekstur gambar yang memiliki rentang antara 0.0 sampai 1.0. *Homogeneity* dengan nilai 0.0 memiliki tekstur yang tinggi sedangkan *homogeneity* dengan 1.0 tidak memiliki tekstur. Rumus *homogeneity* adalah sebagai berikut (Sharma & Mukharjee, 2013: 331):

$$H = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2.4)$$

dengan,

$p(i,j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

5. *Mean*

Mean atau rata-rata dari nilai-nilai piksel yang ada pada gambar. Rumus *mean* adalah sebagai berikut (Haralick, *et al*, 1973: 619):

$$\mu = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (i,j)p(i,j) \quad (2.5)$$

dengan,

$p(i,j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

6. *Variance*

Variance merupakan ukuran statistik yang digunakan untuk mengetahui tingkat keragaman suatu piksel pada gambar. Nilai *variance* pada ekstraksi gambar dengan menghitung kuadrat jarak di sekitar suatu piksel. Rumus *variance* adalah sebagai berikut (Wijanarto, 2009: 3):

$$var = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i,j) \quad (2.6)$$

dengan,

$p(i,j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

7. *Standard Deviation*

Standard Deviation (σ) adalah perhitungan dari akar rata-rata atau *mean* dari nilai piksel $P(i,j)$ keabuan. Rumus *standar deviation* adalah sebagai berikut (Pradeep, 2012: 242):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p(i,j) - \mu)^2} \quad (2.7)$$

dengan,

$p(i,j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

μ = rata-rata

8. *Skewness*

Skewness (S) menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram suatu citra.. Rumus *skewness* adalah sebagai berikut (Srivastava, 1984: 264):

$$S = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (i - j)^3 p(i,j) \quad (2.8)$$

dengan,

$p(i,j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

μ = rata-rata (*mean*)

σ = *standar deviation*

9. *Kurtosis*

Kurtosis (K) merupakan ukuran dari tingkat distribusi normal dari yang tertinggi atau terendah (Sharma, 2013). Rumus *kurtosis* adalah sebagai berikut (Pradeep dkk, 2012: 241):

$$K = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (i - \mu)^4 p(i,j) - 3 \quad (2.9)$$

dengan,

$p(i, j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

μ = rata-rata (*mean*)

σ = *standar deviation*

10. Entropy

Entropy adalah suatu ukuran keacakan. *Entropy* memberikan informasi berupa ukuran yang tidak terduga. Rumus *entropy* adalah sebagai berikut (Haralick, et al, 1973: 619):

$$h = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log_2(p(i, j)) \quad (2.10)$$

dengan,

$p(i, j)$ = piksel di lokasi baris ke- i dan kolom ke- j ,

Kesepuluh parameter di atas dapat diaplikasikan ke dalam gambar *grayscale*.

Nilai $p(i, j)$ merupakan nilai setelah normalisasi pada matriks *co-occurrence*.

Contoh 2.1 (Pham, 2010: 13)

Berikut ini berturut-turut merupakan gambar *grayscale* berukuran 4x4,

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

matriks *co-occurrence* yang mengikuti arah vertikal ($\theta = 90$ dan $\theta = 270$) dengan jarak $d = 1$, dan

6	0	2	0
0	4	2	0
2	2	2	2
0	0	2	0

dan matriks *co-occurrence* setelah normalisasi.

0,25	0	0,083	0
0	0,167	0,083	0
0,083	0,083	0,083	0,083
0	0	0,083	0

- Akan dicari nilai *energy* pada gambar *grayscale* di atas.

$$E = (0,250)^2 + (0)^2 + (0,083)^2 + \dots + 0^2 = 0,1386$$

- Akan dicari nilai *contrast* pada gambar *grayscale* di atas.

$$C = (0 - 0)^2 * 0,25 + (0 - 1)^2 * 0 + (0 - 2)^2 * 0,083 + (0 - 3)^2 * 0 \\ + (1 - 0)^2 * 0 + \dots + (3 - 3)^2 * 0 = 0,9960$$

- Akan dicari nilai *entropy* pada gambar *grayscale* di atas.

$$h = 0,25 * \ln(0,25) + 0 + 0,083 * \ln(0,083) + \dots + 0,083 * \ln(0,083) + 0$$

$$= 2,0915$$

- Akan dicari nilai *mean* pada gambar *grayscale* di atas.

$$\mu = 0 * 0,25 + 0 * 0 + 0 * 0,083 + \dots + 3 * 0,083 + 3 * 0 = 1,163$$

- Akan dicari nilai *variance* pada gambar *grayscale* di atas.

$$var = (0 - 1,163)^2 * 0,25 + (0 - 1,163)^2 * 0 + (0 - 1,163)^2 * 0,083 + \dots$$

$$+ (3 - 1,163)^2 * 0,083 + (3 - 1,163)^2 * 0 = 0,9697$$

- Akan dicari nilai *correlation* pada gambar *grayscale* di atas.

$$Cr = (0 - 1,163) * (0 - 1,163) * 0,25 + (0 - 1,163) * (1 - 1,163) * 0$$

$$+ \dots + (3 - 1,163) * (3 - 1,163) * 0 = 0,5119$$

- Akan dicari nilai *homogeneity* pada gambar *grayscale* di atas.

$$H = \frac{1}{1 + (0 - 0)^2} * 0,25 + \frac{1}{1 + (0 - 1)^2} * 0 + \dots + \frac{1}{(1 + (3 - 3)^2)} * 0$$

$$= 0,7213$$

- Akan dicari nilai *standard deviation* pada gambar *grayscale* di atas.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{16} ((0,25 - 0,163)^2 + (0 - 0,163)^2 + \dots + (0 - 0,163)^2)} = 0,122$$

- Akan dicari nilai *skewness* pada gambar *grayscale* di atas.

$$S = \frac{1}{(0,122)^3} * (0 - 0)^3 * 0,25 + (0 - 1)^3 * 0 + (0 - 2)^3 * 0,083$$

$$+ (0 - 3)^3 * 0 + (1 - 0)^3 * 0 + \dots + (3 - 3)^3 * 0 = 0$$

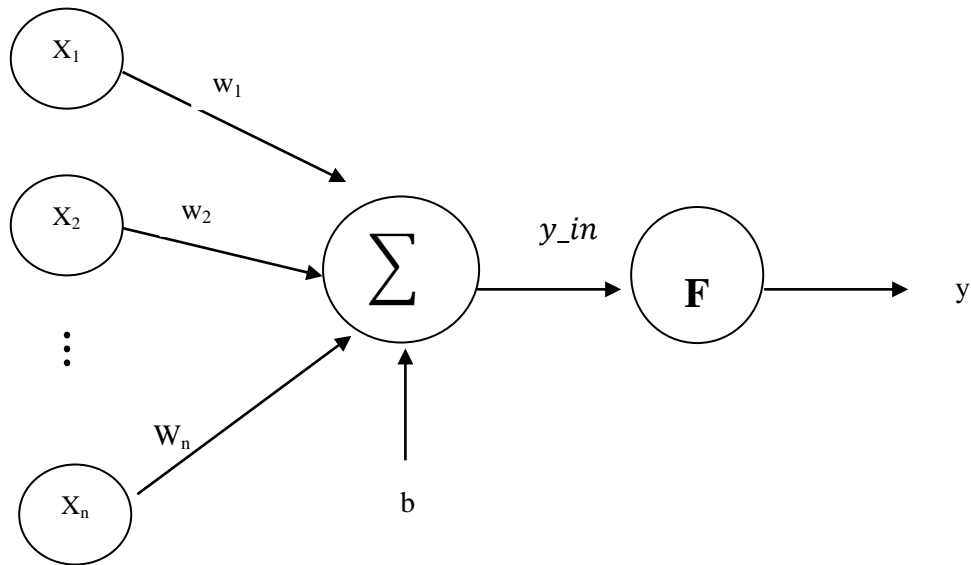
- Akan dicari nilai *kurtosis* pada gambar *grayscale* di atas.

$$K = \frac{1}{(0,122)^4} * ((0 - 1,163)^4 * 0,25 + (0 - 1,163)^4 * 0 + (0 - 1,163)^4 * 0,083 + \dots + (3 - 1,163)^4 * 0,083 + (3 - 1,163)^4 * 0) - 3 = 151,416$$

C. Jaringan Syaraf/ *Neural Network* (NN)

Jaringan syaraf merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan di sini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah perhitungan selama proses pembelajaran (Fausett, 1994: 5).

Jaringan syaraf terdiri dari beberapa sel syaraf (neuron). Neuron-neuron tersebut akan mentransformasi informasi yang diterimanya ke neuron lain. Hubungan ini dikenal sebagai bobot. Informasi ini akan disimpan di dalam bobot tersebut. Informasi pada jaringan syaraf akan dirambatkan dari lapisan ke lapisan, mulai dari lapisan *input* ke lapisan *output* melalui lapisan yang lainnya atau lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Akan tetapi, algoritma pembelajaran juga berpengaruh dalam proses perambatan, apakah dengan algoritma maju atau mundur. Gambar 2.3 merupakan jaringan syaraf sederhana dengan fungsi aktivasi F.



Gambar 2.3 Jaringan Syaraf Sederhana dengan Fungsi Aktivasi F

Pada gambar 2.3 tersebut sebuah neuron akan mengolah n *input* (X_1, X_2, \dots, X_n) yang masing-masing memiliki bobot w_1, w_2, \dots, w_n , dan bobot bias b pada lapisan *input* dengan rumus :

$$y_{in} = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \quad (2.11)$$

Kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktivasi y_{in} menjadi *output* jaringan y .

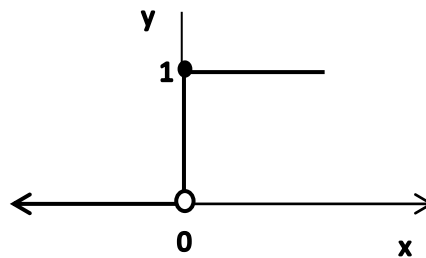
1. Fungsi Aktivasi

Ada beberapa fungsi aktivasi yang digunakan dalam NN, antara lain (Sri Kusumadewi, 2004: 51-62):

a. Fungsi Undak Biner (*Hard Limit*)

Fungsi undak biner digunakan untuk mengkonversikan *input* dari suatu variabel yang bernilai kontinu ke suatu *output* biner (0 atau 1). Fungsi undak biner dirumuskan sebagai berikut:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 0 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.12)$$



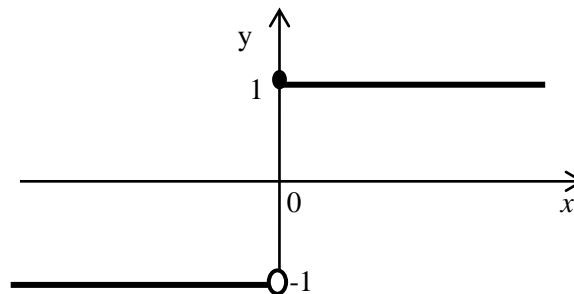
Gambar 2.4 Fungsi Undak Biner

Syntax pada Matlab untuk fungsi aktivasi undak biner adalah **hardlim**.

b. Fungsi Bipolar (*Symetric Hard Limit*)

Fungsi bipolar mirip dengan fungsi undak biner, tetapi nilai *output*nya 1 atau -1. Fungsi bipolar dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (2.13)$$



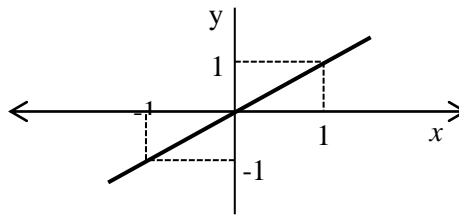
Gambar 2.5 Fungsi Bipolar

Syntax pada Matlab untuk fungsi bipolar adalah **hardlims**.

c. Fungsi Linear (Identitas)

Nilai *output* fungsi linear sama dengan nilai *input*nya. Fungsi linear dirumuskan sebagai berikut:

$$y = x, \quad 0 < x < \infty \quad (2.14)$$



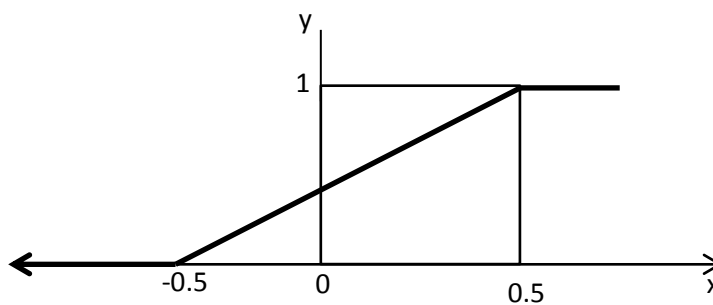
Gambar 2.6 Fungsi Linear

Syntax pada Matlab untuk fungsi linear adalah **purelin**.

d. Fungsi *Saturating Linear*

Output fungsi ini bernilai 0 jika nilai *inputnya* kurang dari $-\frac{1}{2}$, bernilai 1 jika nilai *inputnya* lebih dari $\frac{1}{2}$, dan bernilai sama dengan *input* ditambah $\frac{1}{2}$ jika nilai *inputnya* terletak diantara $-\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2}$. Rumus fungsi *saturating linear* adalah sebagai berikut:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 0,5 \\ x + 0,5, & \text{jika } -0,5 \leq x \leq 0,5 \\ 0, & \text{jika } x \leq -0,5 \end{cases} \quad (2.15)$$



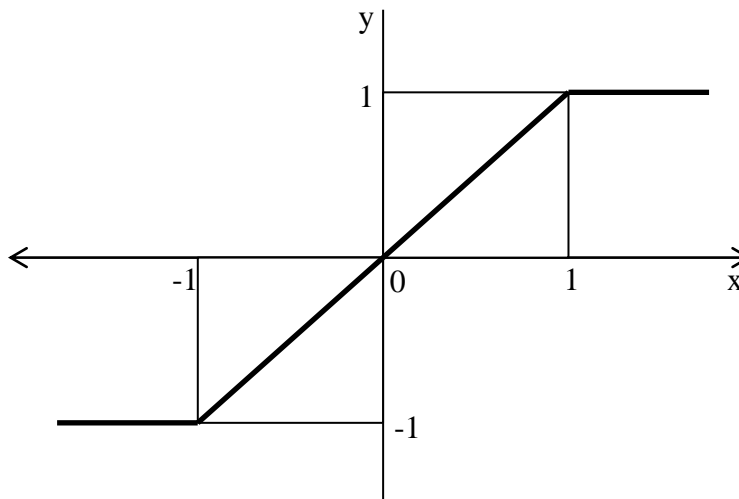
Gambar 2.7 Fungsi *Saturating Linear*

Syntax pada Matlab untuk fungsi *saturating linear* adalah **satlin**.

e. Fungsi *Symetric Saturating Linear*

Output fungsi ini bernilai -1 jika nilai *inputnya* kurang dari -1, bernilai 1 jika nilai *inputnya* lebih dari 1, dan bernilai sama dengan *inputnya* jika nilai *inputnya* terletak diantara $-1 \leq x \leq 1$. Rumus fungsi *symmetric saturating linear* adalah sebagai berikut:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 1 \\ x, & \text{jika } -1 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{jika } x \leq -0,5 \end{cases} \quad (2.16)$$



Gambar 2.8 Fungsi *Symetric Saturating Linear*

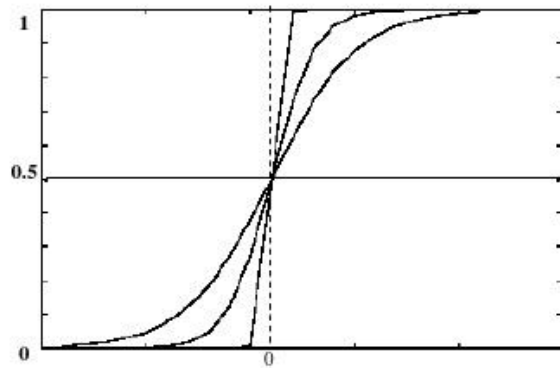
Syntax pada Matlab untuk fungsi *symmetric saturating linear* adalah **satlins**.

f. Fungsi Sigmoid Biner

Nilai fungsi sigmoid biner antara 0 sampai 1. Walaupun fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai *output* yang terletak antara 0 sampai 1, akan tetapi fungsi ini juga bisa digunakan untuk

jaringan syaraf yang nilai *output*nya 0 atau 1. Rumus fungsi sigmoid biner adalah sebagai berikut :

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.17)$$



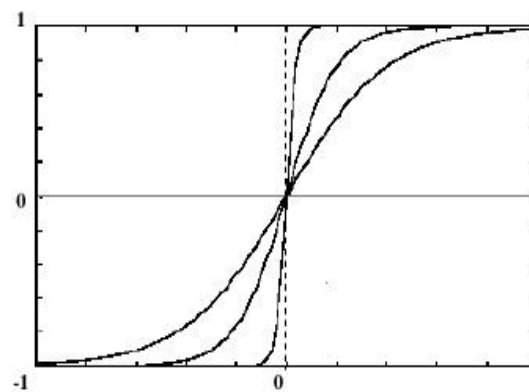
Gambar 2.9 Fungsi Sigmoid Biner

Syntax pada Matlab untuk fungsi sigmoid biner adalah **logsig**.

g. Fungsi Sigmoid Bipolar

Fungsi sigmoid bipolar mirip dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja nilai *output*nya antara -1 sampai 1. Rumus fungsi sigmoid bipolar adalah sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (2.18)$$



Gambar 2.10 Fungsi Sigmoid Bipolar

Syntax pada Matlab untuk fungsi sigmoid bipolar adalah **tansig**.

2. *Arsitektur Neural Network*

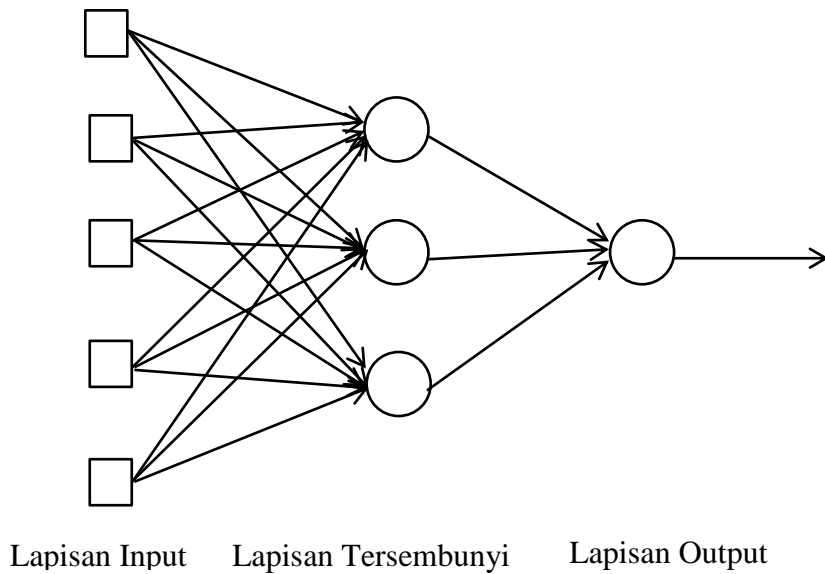
Hubungan antarneuron dalam *neural network* tergantung pada arsitektur *neural network*. Arsitektur *neural network* merupakan aturan neuron yang digunakan dalam lapisan *neural network*. Ada 3 macam arsitektur *neural network*, yaitu:

a. *Neural network* dengan lapisan tunggal (*single layer net*)

Dalam jaringan syaraf, neuron diatur dalam bentuk lapisan. Bentuk paling sederhana dalam jaringan syaraf ini yaitu hanya memiliki lapisan *input* yang memproyeksikan ke lapisan *output*, tetapi tidak sebaliknya. (Simon, 1999: 21). Sehingga jaringan ini hanya terdiri dari lapisan *input*, lapisan *output*, tanpa lapisan tersembunyi. Contoh dari jaringan ini dapat dilihat pada **Gambar 2.3**.

b. *Neural network* dengan banyak lapisan (*multilayer net*)

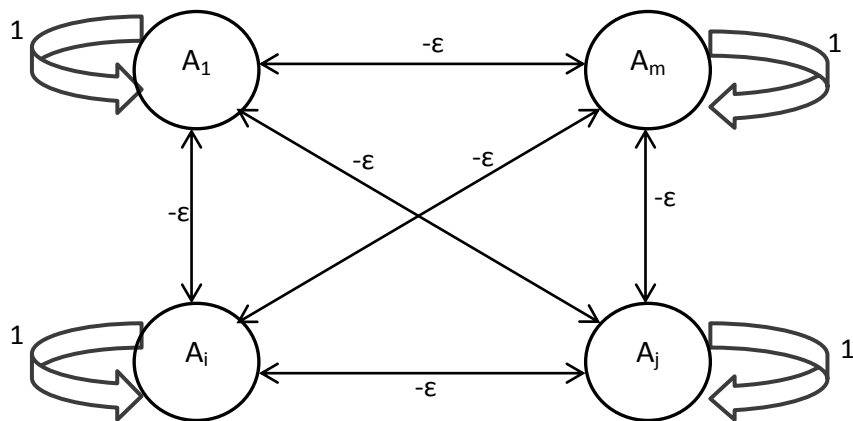
Neural network dengan banyak lapisan memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi. Hal ini yang membedakan antara arsitektur NN dengan banyak lapisan dengan arsitektur NN yang lain. Fungsi dari lapisan tersembunyi adalah untuk intervensi lapisan *input* dan *output* dalam beberapa cara. Contoh arsitektur dari jaringan ini dapat dilihat pada Gambar 2.11. (Simon, 1999: 21).



Gambar 2.11 Aritektur *Neural Network* dengan Banyak Lapisan

c. *Neural Network* dengan lapisan kompetitif (*competitive layer net*)

Bentuk dari lapisan kompetitif merupakan bagian dari jumlah yang besar pada jaringan syaraf. Pada jaringan ini, setiap neuron dapat saling dihubungkan. Contoh arsitektur dari jaringan ini dapat dilihat pada Gambar 2.12. (Andi Kristanto, 2004: 24).



Gambar 2.12 Arsitektur *Neural Network* dengan Lapisan Kompetitif

3. Algoritma Pembelajaran *Neural Network*

Algoritma pembelajaran merupakan salah satu bagian terpenting dalam jaringan syaraf. Tujuan utama dari proses pembelajaran adalah melakukan pengaturan terhadap bobot-bobot yang ada dalam jaringan syaraf, sehingga diperoleh bobot akhir yang tepat sesuai dengan pola data yang dilatih. Pada saat proses pembelajaran akan terjadi perubahan bobot berdasarkan algoritma pembelajaran. Nilai bobot akan bertambah jika informasi yang diberikan oleh suatu neuron tersampaikan ke neuron yang lain. Sebaliknya, jika informasi tersebut tidak tersampaikan maka nilai bobot akan berkurang.

Menurut Fausset (1994: 15-16) ada 2 metode pembelajaran, yaitu metode pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan metode pembelajaran yang tak terawasi (*unsupervised learning*).

a. Pembelajaran Terawasi (*supervised learning*)

Pada pembelajaran terawasi *output* yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Pada proses pembelajaran, satu pola *input* akan diberikan ke suatu neuron pada lapisan *input*. Pola *input* ini akan dirambatkan di sepanjang jaringan sampai pada neuron lapisan *output*. Lapisan *output* membangkitkan pola *output* yang akan disesuaikan dengan pola *output* targetnya. *Error* muncul apabila pola *output* hasil pembelajaran berbeda dengan pola *output* target. Apabila *error* masih cukup besar diperlukan proses pembelajaran lagi.

b. Pembelajaran Tak Terawasi (*unsupervised learning*)

Pada pembelajaran tak terawasi tidak diperlukan target *output*. Selama proses pembelajaran, nilai bobot tergantung pada nilai *input* yang diberikan. Tujuan dari pembelajaran ini adalah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam suatu area tertentu.

D. Logika Fuzzy

1. Himpunan Klasik

Pada teori himpunan klasik (*crisp*), keberadaan suatu elemen pada suatu himpunan, hanya akan memiliki 2 kemungkinan keanggotaan, yaitu menjadi anggota himpunan atau tidak menjadi anggota himpunan tersebut (Wang, 1997: 20). Nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan merupakan nilai yang menunjukkan seberapa besar keanggotaan suatu elemen x dalam himpunan A . Notasi untuk nilai keanggotaan adalah $\mu_A(x)$. Nilai keanggotaan pada himpunan klasik adalah 0 dan 1. 0 yang berarti elemen tersebut anggota dari suatu himpunan dan 1 yang berarti bahwa elemen tersebut tidak menjadi anggota dari suatu himpunan.

Contoh 2.2

Jika $S=\{1,3,5,7\}$ merupakan semesta pembicaraan; $A=\{1,2,3\}$, maka dapat dikatakan bahwa :

- a. Nilai keanggotaan 1 pada himpunan A , $\mu_A(1) = 1$, karena $1 \in A$.
- b. Nilai keanggotaan 3 pada himpunan A , $\mu_A(3) = 1$, karena $3 \in A$.
- c. Nilai keanggotaan 5 pada himpunan A , $\mu_A(5) = 0$, karena $5 \notin A$.

d. Nilai keanggotaan 7 pada himpunan A, $\mu_A(7) = 0$, karena $7 \notin A$.

2. Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* merupakan pengembangan lebih lanjut dari konsep himpunan dalam matematika. Teori himpunan *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Nilai keanggotaan pada himpunan *fuzzy* berupa bilangan real pada interval tertutup $[0,1]$.

Sebuah himpunan *fuzzy* A di U dapat direpresentasikan dengan himpunan pasangan terurut elemen x dan nilai keanggotaannya. (Wang, 1997: 22) Secara matematis pernyataan tersebut dapat dituliskan sebagai:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\} \quad (2.19)$$

Contoh 2.3

Suatu himpunan *fuzzy* A dituliskan dalam persamaan berikut:

$$A = \{(x_1; 0,5), (x_2; 0,3), (x_3; 0,1), (x_4; 0,7), (x_5; 0,6)\} \quad (2.20)$$

Jika himpunan semesta U kontinu (misal U=bilangan *real*) maka himpunan *fuzzy* A dapat dituliskan sebagai berikut:

$$A = \int_U \frac{\mu_A(x)}{x} \quad (2.21)$$

Sedangkan, jika himpunan semesta U diskrit maka himpunan *fuzzy* A dapat dituliskan sebagai berikut:

$$A = \sum_U \frac{\mu_A(x)}{x} \quad (2.22)$$

Tanda integral dan sigma tidak menunjukkan operasi perkalian maupun penjumlahan tetapi menunjukkan hubungan $x \in U$ dan fungsi keanggotaan $\mu_A(x)$. (Wang, 1997: 22).

Contoh 2.4 himpunan *fuzzy* A pada contoh 2.2 dapat dituliskan sebagai himpunan diskret sebagai berikut:

$$A = \frac{0,5}{x_1} + \frac{0,3}{x_2} + \frac{0,1}{x_3} + \frac{0,7}{x_4} + \frac{0,6}{x_5}$$

artinya,

- Derajat keanggotaan x_1 pada himpunan *fuzzy* A adalah 0,5
- Derajat keanggotaan x_2 pada himpunan *fuzzy* A adalah 0,3
- Derajat keanggotaan x_3 pada himpunan *fuzzy* A adalah 0,1
- Derajat keanggotaan x_4 pada himpunan *fuzzy* A adalah 0,7
- Derajat keanggotaan x_5 pada himpunan *fuzzy* A adalah 0,6

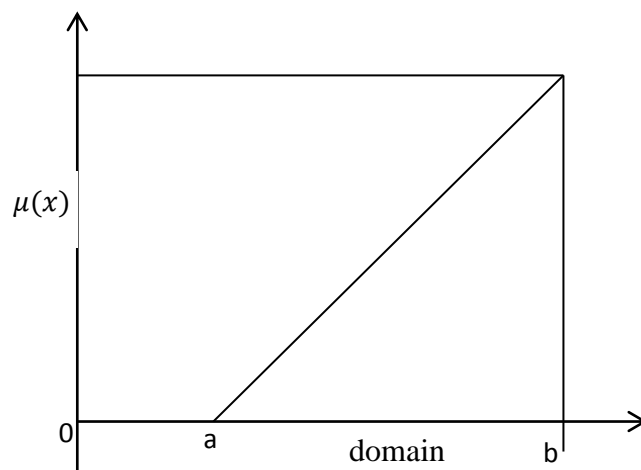
3. Fungsi Keanggotaan

Fungsi Keanggotaan (*membership function*) merupakan suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Ada beberapa fungsi keanggotaan yang bisa digunakan dalam merepresentasikan himpunan *fuzzy* (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010: 22-37) yaitu representasi linear (naik dan turun), representasi kurva segitiga, representasi kurva trapesium, representasi kurva bentuk bahu, representasi kurva-S, representasi kurva bentuk lonceng bell (kurva pi, kurva beta, dan kurva gauss). Dari ke-enam fungsi keanggotaan tersebut, hanya 3 fungsi

keanggotaan yang paling sering digunakan, yaitu representasi linear (naik dan turun), representasi kurva segitiga, dan representasi kurva trapesium.

a. Representasi Linear

Pada representasi linear, pemetaan *input* ke derajat keanggotaannya digambarkan sebagai suatu garis lurus. Ada 2 macam representasi linear, yaitu representasi linear naik dan representasi linear turun. Representasi linear naik ditunjukkan pada Gambar 2.13. Pada Gambar 2.13 kenaikan himpunan dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan nol menuju nilai domain dengan derajat keanggotaan lebih tinggi.

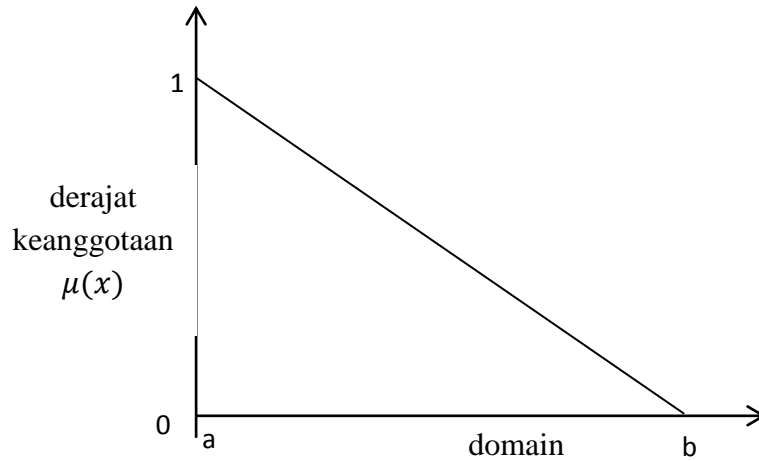


Gambar 2.13 Representasi Linear Naik

Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & x \geq b \end{cases} \quad (2.23)$$

Representasi linear turun ditunjukkan pada Gambar 2.14. Pada Gambar 2.14 kenaikan himpunan dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi menuju nilai domain dengan derajat keanggotaan lebih rendah.



Gambar 2.14 Representasi Linear Turun

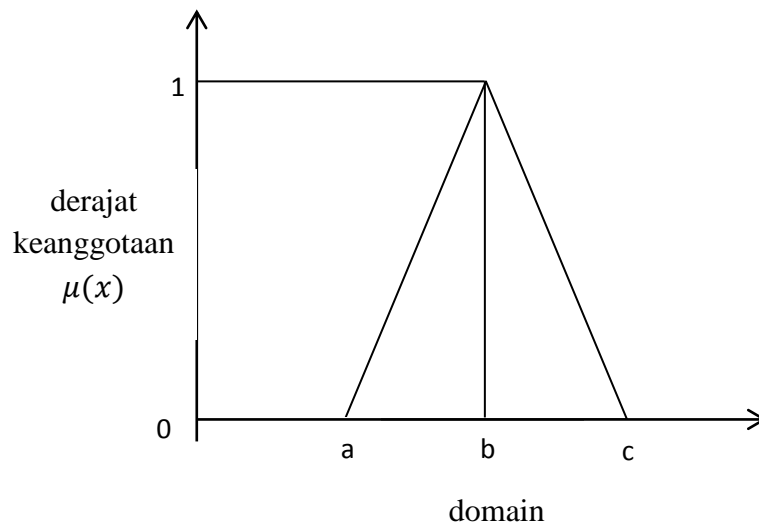
Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & x \geq b \end{cases} \quad (2.24)$$

b. Representasi Kurva Segitiga

Representasi kurva segitiga merupakan gabungan antara 2 garis linear.

Representasi kurva segitiga ditunjukkan pada Gambar 2.15.



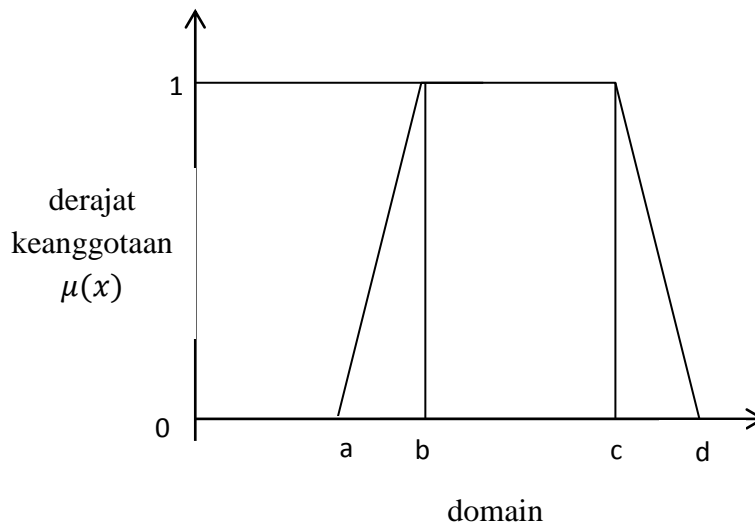
Gambar 2.15 Representasi Kurva Segitiga

Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (2.25)$$

c. Representasi Kurva Trapesium

Representasi kurva trapesium sama dengan representasi kurva segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Representasi kurva trapesium ditunjukkan pada Gambar 2.16.



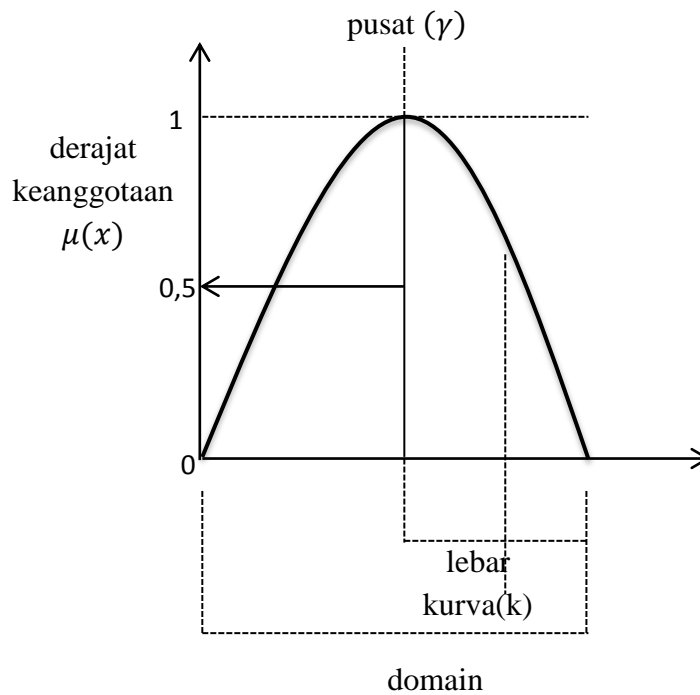
Gambar 2.16 Representasi Kurva Trapesium

Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{a-x}{a-b}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & \text{yang lain} \end{cases} \quad (2.26)$$

d. Representasi Kurva Gauss

Representasi kurva Gauss memiliki beberapa parameter, yaitu nilai domain pada pusat kurva (γ) dan lebar kurva (k). Representasi kurva Gauss ditunjukkan pada Gambar 2.17.



Gambar 2.17 Representasi Kurva Gauss

Fungsi keanggotaan :

$$G(x; k, \gamma) = \frac{-(x-\gamma)^2}{2k^2} \quad (2.27)$$

4. Operator-operator *Fuzzy*

Tujuan dari penggunaan operator-operator *fuzzy* adalah untuk mengkombinasi dan memodifikasi himpunan *fuzzy*. α -predikat atau *fire strength* merupakan nilai keanggotaan sebagai hasil dari operasi 2 himpunan. Ada 3 operasi dasar pada himpunan *fuzzy* (Klir, 1997: 90-93), yaitu operasi dasar komplemen, gabungan, dan irisan.

a. Operasi dasar komplemen (NOT)

Diberikan himpunan *fuzzy* A pada himpunan semesta U, komplemen dari himpunan *fuzzy* A adalah \bar{A} atau A^c didefinisikan sebagai:

$$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A(x) \quad (2.28)$$

b. Operasi dasar gabungan (OR)

Diberikan himpunan *fuzzy* A dan B pada himpunan semesta U, operasi dasar gabungan dari himpunan *fuzzy* A dan B adalah $A \cup B$ didefinisikan sebagai:

$$\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.29)$$

c. Operasi dasar irisan (AND)

Diberikan himpunan *fuzzy* A dan B pada himpunan semesta U, operasi dasar irisan dari himpunan *fuzzy* A dan B adalah $A \cap B$ didefinisikan sebagai

$$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.30)$$

E. SISTEM FUZZY

Sistem *fuzzy* terdiri dari fuzzifikasi, pembentukan aturan *fuzzy* (*Fuzzy Rule Base*), inferensi *fuzzy*, dan defuzzifikasi.

1. Fuzzifikasi

Proses fuzzifikasi merupakan cara menjadikan *input* yang merupakan himpunan *crisp* menjadi himpunan *fuzzy* menggunakan fungsi keanggotaan (Wang, 1997: 105).

2. Pembentukan Aturan Fuzzy (*Fuzzy Rule Base*)

Dalam kerangka model *fuzzy*, pengetahuan manusia direpresentasikan dalam bentuk *IF-THEN rules* (Wang, 1997:91). *IF-THEN rules* ditulis sebagai berikut:

$$R^s: IF x_1 \text{ is } A_1^s \circ \dots \circ x_n \text{ is } A_n^s \text{ THEN } y \text{ is } B^s \quad (2.31)$$

dengan,

s = banyaknya aturan inferensi,

R^s = aturan ke- s ,

x_i = variabel *input* ke- i , $i=1,2,\dots,n$

A_i^s = himpunan *fuzzy input* pada variabel ke- i aturan ke- s , $i=1,2,\dots,n$

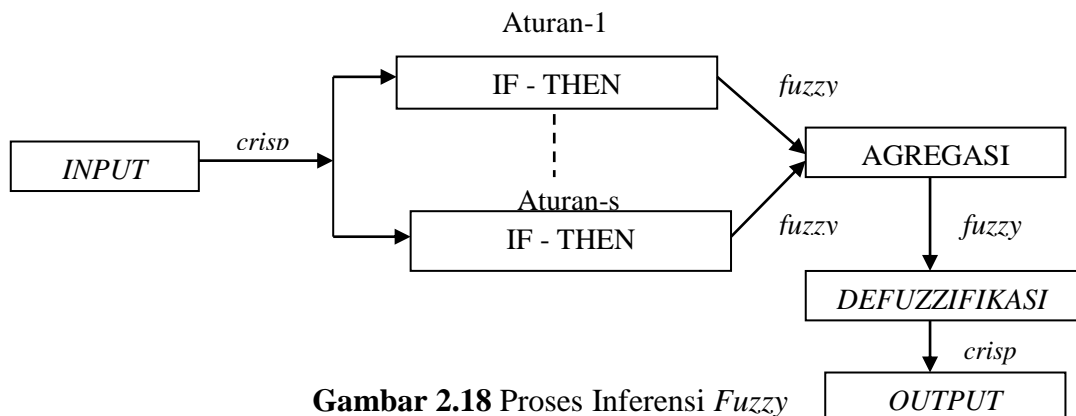
y = nilai *output*,

B^s = himpunan *fuzzy output* aturan ke- s ,

\circ = operator *fuzzy*, seperti AND, OR, atau NOT

3. Inferensi Fuzzy

Inferensi *fuzzy* merupakan kerangka komputasi yang didasarkan pada teori himpunan samar, aturan *fuzzy* berbentuk *IF-THEN*, dan logika *fuzzy*. Proses inferensi *fuzzy* dapat dilihat pada **Gambar 2.18**.



Gambar 2.18 Proses Inferensi Fuzzy
(Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010: 40)

Sistem inferensi *fuzzy* memiliki beberapa metode, yaitu metode mamdani, metode tsukamoto, dan metode sugeno. (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2013: 31-75)

a. Metode mamdani

Metode mamdani pertama kali diperkenalkan oleh Ebrahim H. Mamdani pada tahun 1975. Metode ini juga dikenal sebagai metode min-max. *Output* sistem inferensi *fuzzy* mamdani masih berupa himpunan *fuzzy*. Sehingga *output* tersebut harus diubah ke dalam bentuk himpunan *crisp*.

b. Metode tsukamoto

Sistem inferensi *fuzzy* metode ini didasarkan pada konsep penalaran monoton. Pada konsep penalaran monoton, nilai *crisp* pada daerah konsekuen dapat diperoleh secara langsung berdasarkan *fire strength* pada daerah antesenden. Himpunan *fuzzy* pada daerah konsekuen harus bersifat monoton (baik monoton naik maupun monoton turun) merupakan salah satu syarat yang harus dipenuhi pada system inferensi *fuzzy* metode tsukamoto.

c. Metode sugeno

Sistem inferensi *fuzzy* metode sugeno pertama kali diperkenalkan oleh Takagi-Sugeno Kang pada tahun 1985. *Output* dari sistem inferensi *fuzzy* metode sugeno bukan merupakan himpunan *fuzzy*, tetapi berupa konstanta atau persamaan linear. Ada 2 model untuk system inferensi *fuzzy* metode sugeno, yaitu metode sugeno orde-0 dan metode sugeno orde-1.

- Metode sugeno orde-0

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde-0 adalah (Lin & Lee, 1996:18):

$$IF (x_1 \text{ is } A_1) \circ (x_2 \text{ is } A_2) \circ (x_3 \text{ is } A_3) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) THEN y = a \quad (2.32)$$

dengan,

x_i = variabel *input* ke- i , $i=1,2,\dots,n$

A_i = himpunan *fuzzy* ke- i sebagai antesenden

\circ = operator *fuzzy*, seperti AND, OR, atau NOT

b = konstanta (tegas) sebagai konsekuen

- Metode sugeno orde-1

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde-1 adalah (Lin & Lee, 1996:19):

$$IF (x_1 \text{ is } A_1) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) THEN y = p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q \quad (2.33)$$

dengan,

x_i = variabel *input* ke- i , $i=1,2,\dots,n$

A_i = himpunan *fuzzy* ke- i sebagai antesenden

\circ = operator *fuzzy*, seperti AND, OR, atau NOT

p_i = konstanta (tegas) ke- i

q = konstanta (tegas) dalam konsekuen

4. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi atau penegasan merupakan fungsi yang mengubah himpunan *fuzzy* kedalam himpunan *crisp* berdasarkan fungsi keanggotaan. Menurut Mendel (1995: 368) defuzzifikasi menghasilkan *output* tegas untuk sistem logika *fuzzy* dari himpunan *fuzzy* yang merupakan hasil sistem inferensi *fuzzy*.

F. FUZZY C-MEANS (FCM)

FCM merupakan teknik pengklasteran data dimana keberadaan masing-masing data ditentukan oleh nilai keanggotaan. Teknik ini diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981. Konsep dasar FCM, yang pertama adalah menentukan pusat *cluster* yang menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap *cluster*.

Algoritma FCM adalah sebagai berikut (Zimmerman, 1991: 234) :

1. Menentukan:

- a. Matriks X berukuran $m \times n$ dengan m adalah banyak data yang akan *dicluster* dan n adalah banyak variabel ((kriteria). *Cluster* dinotasikan sebagai R .
- b. Banyaknya *cluster* yang akan dibentuk. Banyaknya *cluster* ditentukan secara bebas, hanya saja banyaknya *cluster* lebih dari 2 ($R \geq 2$).
- c. Pangkat (pembobot) dinotasikan dengan w . Banyaknya pembobot harus lebih dari 1 ($w > 1$).
- d. Maksimum iterasi

- e. Kriteria penghentian (ξ atau nilai positif yang sangat kecil)
- f. Iterasi awal, $t = 1$ dan $\Delta = 1$

2. Membentuk matriks partisi awal U sebagai berikut:

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \cdots & \mu_{1m}(x_m) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \cdots & \mu_{2m}(x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{r1}(x_1) & \mu_{r2}(x_2) & \cdots & \mu_{rm}(x_m) \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

dengan U = matriks partisi awal dan μ_{sk} = nilai keanggotaan data ke- k pada *cluster* ke- s ($s = 1, 2, \dots, r$ dan $k = 1, 2, \dots, m$). Matriks partisi awal biasanya dipilih secara acak.

3. Menghitung pusat *cluster* V , untuk setiap *cluster*:

Setiap *cluster* memiliki pusat *cluster* yang berbeda. Matriks pusat *cluster* adalah sebagai berikut:

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ v_{r1} & \cdots & v_{rn} \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

$$v_{si} = \frac{\sum_{k=1}^m (\mu_{sk})^w x_{ki}}{\sum_{k=1}^m (\mu_{sk})^w} \quad (2.37)$$

dengan,

v_{si} = pusat *cluster* variabel ke- i pada *cluster* ke- s ,

μ_{sk} = nilai keanggotaan data ke- k pada *cluster* ke- s ,

w = pangkat atau bobot,

x_{ki} = data ke- k pada variabel ke- i ,

$s = 1, 2, \dots, r$,

$$k = 1, 2, \dots, m,$$

$$i = 1, 2, \dots, n.$$

4. Memperbaiki derajat keanggotaan setiap data pada setiap *cluster* dengan memperbaiki matriks partisi.

$$\mu_{sk} = \left[\sum_{s=1}^r \left(\frac{d_{sk}}{d_{ik}} \right)^{2/(w-1)} \right]^{-1} \quad (2.38)$$

dengan,

$$d_{sk} = d(x_k - v_s) = [\sum_{k=1}^m (x_{ki} - v_{si})]^{1/2} \quad (2.39)$$

dimana,

$$\mu_{sk} = \text{nilai keanggotaan data ke-}k \text{ pada cluster ke-}s,$$

$$d_{sk} = \text{jarak antara pusat cluster ke-}s \text{ dengan data ke-}k ,$$

$$d_{ik} = \text{jarak antara pusat cluster variabel ke-}i \text{ dengan data ke-}k,$$

$$x_{ki} = \text{data ke-}k \text{ pada variabel ke-}i,$$

$$v_{si} = \text{pusat cluster variabel ke-}i \text{ pada cluster ke-}s,$$

$$s = 1, 2, \dots, r,$$

$$k = 1, 2, \dots, m,$$

$$i = 1, 2, \dots, n.$$

5. Menentukan kriteria berhenti, yaitu perubahan matriks partisi pada iterasi sekarang dengan iterasi sebelumnya.

$$\Delta = \|U^t - U^{t-1}\| \quad (2.40)$$

Apabila $\Delta \leq \xi$, maka iterasi dihentikan. Tetapi, jika $\Delta > \xi$, maka iterasi dinaikan ($t = t + 1$) dan kembali ke langkah-3. Pencarian nilai Δ dapat

dilakukan dengan mengambil elemen terbesar dari nilai mutlak selisih antara $\mu_{sk}(t)$ dengan $\mu_{sk}(t - 1)$.

G. NEURO FUZZY SYSTEM (NFS)

NFS merupakan gabungan antara sistem jaringan syaraf tiruan (*neural network*) dan sistem inferensi *fuzzy*. Di dalam sistem NFS dilakukan penggabungan antara kelebihan dari sistem inferensi *fuzzy* dalam penalarannya dan sistem jaringan syaraf tiruan dalam kemampuan pembelajarannya. Selain itu, NFS dirancang untuk mengurangi kelemahan dari masing-masing model. Salah satu kelemahan pada logika *fuzzy* adalah bagaimana menentukan parameter yang akan digunakan, atau yang lebih dikenal dengan *membership function*. Parameter ini ditentukan di awal, sebelum pengaplikasian, yang ditentukan berdasarkan rancangan ataupun secara teoritis. Akan tetapi, terkadang sistem ini kurang mendukung untuk kasus-kasus yang membutuhkan parameter yang adaptif. Oleh karena itu, kelemahan *fuzzy* tersebut dapat dilakukan perbaikan dengan mengadaptasi terhadap parameter *fuzzy* menggunakan NN dengan melakukan perubahan bobot pada neuron. Perubahan bobot dilakukan sampai mendapatkan nilai *error* yang minimal.

Pada NFS, jaringan syaraf digunakan untuk merealisasikan fungsi keanggotaan *fuzzy* dan operator-operator dasar *fuzzy*, seperti AND, OR, dan NOT (Lin, 1996:505). Pada bagian antesenden, jaringan syaraf tiruan digunakan untuk membangkitkan fungsi keanggotaan, sedangkan pada bagian konsekuen jaringan

syaraf tiruan digunakan untuk melakukan inferensi *fuzzy* sugeno orde-1. Menurut Lin & Lee (1996:507) aturan yang dipakai dalam NFS dengan metode inferensi Sugeno orde-1 adalah sebagai berikut :

$$R^s: IF (x_1 \text{ is } A_1^s) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n^s) THEN y_s = NN_s(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2.34)$$

dengan,

s = banyak aturan inferensi,

R^s = aturan ke- s ,

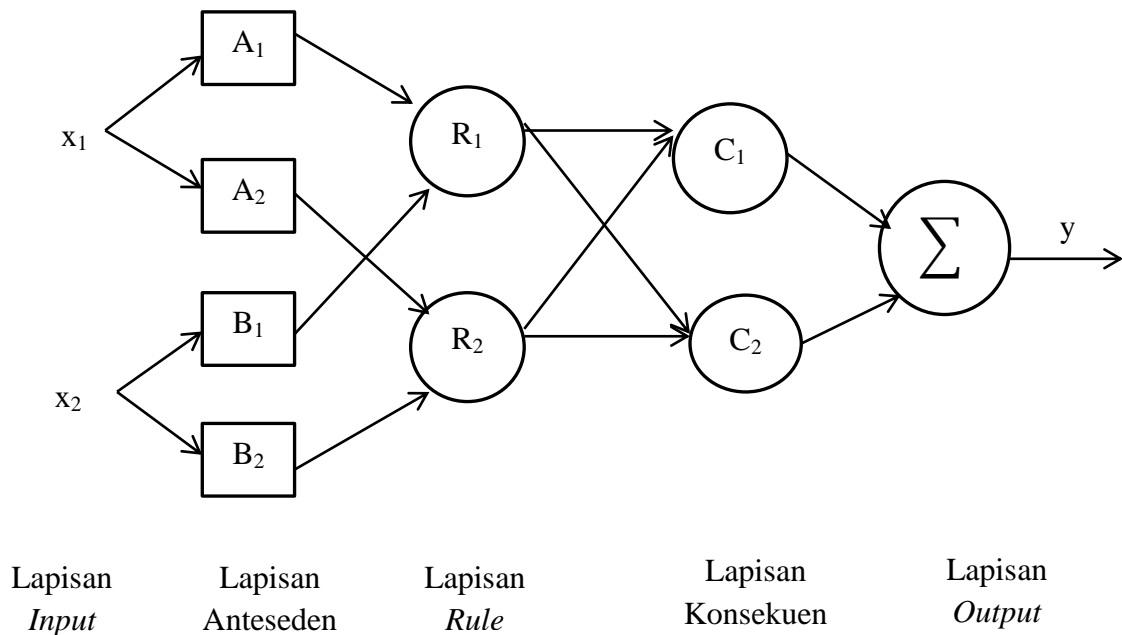
x_i = variabel *input* ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$,

A_n^s = himpunan *fuzzy* variabel ke $-n$ pada aturan ke- s bagian anteseden,

y_s = nilai *output* aturan ke- s ,

NN_s = NN dengan *input* (x_1, x_2, \dots, x_n) dan *output* y_s .

Secara umum, arsitektur NFS dapat dilihat pada **Gambar 2.19** (Lin & Lee, 1996: 536)



Gambar 2.19 Arsitektur *Neuro Fuzzy System*

Setiap lapisan pada NFS dikaitkan dengan langkah-langkah tertentu dalam proses inferensinya. Pada Gambar 2.16 (Lin & Lee, 1996: 536-537) lapisan 1 merupakan lapisan *input*. Neuron pada lapisan ini merepresentasikan variabel neuron linguistik. Neuron pada lapisan ini mengirimkan sinyal ke lapisan selanjutnya. Lapisan 2 merupakan lapisan fuzzifikasi. Neuron pada lapisan ini merupakan representasi dari himpunan *fuzzy* yang digunakan sebagai anteseden dalam aturan *fuzzy*. Neuron pada lapisan *fuzzifikasi* menerima *input* berupa crisp dan menentukan nilai keanggotaan setiap *input*. Lapisan 3 merupakan lapisan dengan aturan *fuzzy*. Setiap neuron pada lapisan ini mempunyai aturan-aturan *fuzzy*. Lapisan 4 merupakan lapisan nilai keanggotaan *fuzzy*. Neuron pada lapisan ini merupakan himpunan *fuzzy* yang digunakan sebagai konsekuen pada aturan *fuzzy*. Lapisan 5 merupakan lapisan defuzzifikasi. Pada lapisan ini diperoleh nilai *output* dari NFS.

Input yang diterima lapisan 3 pada **Gambar 2.19** merupakan himunan *fuzzy* hasil fuzzifikasi dari lapisan 2. *Input-input* tersebut dimasukkan ke dalam neuron yang sesuai (*cluster*). Pada penelitian ini menggunakan teknik pengklusteran menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM).

H. SENSITIVITAS, SPESIFISITAS, DAN AKURASI

Sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi adalah statistik yang umum digunakan untuk mendeskripsikan hasil uji diagnosa (Zhu, et al, 2010: 2). Hal ini dilakukan untuk mengetahui seberapa tepat dan akurat terhadap hasil diagnosis

yang telah dilakukan. Beberapa kemungkinan yang terjadi terhadap hasil diagnosis ditunjukkan oleh Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2.1 Hasil Diagnosis Disajikan dalam Tabel 2x2 (Osborn, 2006: 71)

<i>Test/Measure</i>	<i>True Situation / Event</i>		<i>Total</i>
	<i>Performance Indicator Present</i>	<i>Performance Indicator Absent</i>	
<i>Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>TP+FP</i>
<i>Negative</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>	<i>FN+TN</i>
<i>Total</i>	<i>TP+FN</i>	<i>FP+TN</i>	<i>TP+FP+FN+TN</i>

Keterangan :

True Positive (TP) = pasien memiliki penyakit dan hasil diagnosis tepat,

False Positive (FP) = pasien memiliki penyakit dan hasil diagnosis tidak tepat,

False Negative (FN) = pasien tidak memiliki penyakit dan hasil diagnosis tidak tepat,

True Negative (TN) = pasien tidak memiliki penyakit dan hasil diagnosis tepat.

Menurut Zhu, et al (2010:2) sensitivitas adalah proporsi dari *true positive* teridentifikasi secara tepat dalam uji diagnosa. Sensitivitas dilakukan terhadap pasien yang memang memiliki penyakit. Contoh, jika sensitivitas 90%, artinya saat dilakukan uji diagnosis pada pasien yang memiliki penyakit, maka

pasien tersebut berpeluang 90% dinyatakan positif berpenyakit. Rumus sensitivitas adalah sebagai berikut (Sharma & Mukharje, 2014: 22):

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2.41)$$

Spesifisitas digunakan terhadap pasien yang tidak memiliki penyakit. Spesifisitas adalah peluang hasil uji negatif diberikan kepada pasien dengan kondisi memang tidak berpenyakit (Spitalnic, 2004: 1). Contoh, jika spesifisitas 90%, artinya saat dilakukan uji diagnosis pada pasien yang tidak memiliki penyakit, maka pasien tersebut berpeluang 90% dinyatakan tidak memiliki penyakit. Rumus spesifisitas adalah sebagai berikut (Sharma & Mukharje, 2014: 22):

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (2.42)$$

Akurasi digunakan terhadap pasien yang memiliki penyakit maupun yang tidak memiliki penyakit. Uji dinyatakan akurat jika merefleksikan nilai kebenaran atau mendeteksi adanya substansi yang diukur (Lord, 2008:11). Rumus akurasi adalah sebagai berikut (Nithya & Santhi, 2011: 4):

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Data\ Cocok}{Jumlah\ Data\ Keseluruhan} \times 100\% \quad (2.43)$$